

**APLIKASI PENGGUNAAN MATLAB PADA JARINGAN SYARAF TIRUAN PADA
PEMODELAN HUJAN ALIRAN DI DAS OPAK**



**Disusun sebagai salah satu syarat menyelesaikan Program Studi Strata I pada Jurusan
Teknik Sipil Fakultas Teknik**

Oleh:

RADIATZA ADHI HARSONO

D 100 170 121

**PROGRAM STUDI TEKNIK SIPIL
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SURAKARTA
2021**

HALAMAN PERSETUJUAN

**APLIKASI PENGGUNAAN MATLAB PADA JARINGAN SYARAF TIRUAN PADA
PEMODELAN HUJAN ALIRAN DI DAS OPAK**

PUBLIKASI ILMIAH

Oleh:

RADIATZA ADHI HARSONO

D 100 170 121

Telah diperiksa dan disetujui untuk diuji oleh:

Dosen

Pembimbing



Gurawan Djati Wibowo, S.T., M.Eng

NIDN. 0610047101

HALAMAN PENGESAHAN

APLIKASI PENGGUNAAN MATLAB PADA JARINGAN SYARAF TIRUAN PADA PEMODELAN HUJAN ALIRAN DI DAS OPAK

Oleh :

RADIATZA ADHI HARSONO

D 100 170 121

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji

Fakultas Teknik

Universitas Muhammadiyah Surakarta

Pada Hari Rabu, 13 Oktober 2021

Dewan Penguji

1. Gurawan Djati Wibowo, S.T., M.Eng.

(Ketua Dewan Penguji)

(.....)

2. Ir. Isnugroho, CES.

(Anggota I Dewan Penguji)

(.....)

3. Ir. Jaji Abdurrosyid, S.T., M.T.

(Anggota II Dewan Penguji)

(.....)

Dekan,



Rois Fatoni S.T., M.Sc., Ph.D.

NIDN. 0603027401

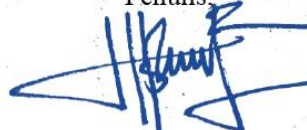
PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam publikasi ilmiah ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Apabila kelak terbukti ada ketidakbenaran dalam pernyataan saya di atas, maka akan saya pertanggungjawabkan sepenuhnya.

Surakarta, 20 Oktober 2021

Penulis,



RADIATZA ADHI HARSONO

D100170121

APLIKASI PENGGUNAAN MATLAB PADA JARINGAN SYARAF TIRUAN PADA PEMODELAN HUJAN ALIRAN DI DAS OPAK

Abstrak

Hujan memiliki hubungan yang erat dengan debit sehingga perlu adanya penelitian untuk memprediksi potensi debit berdasarkan data hujan wilayah setengah bulanan. Sehingga dalam pengelolaan dan pemanfaatan air dapat berlangsung secara maksimal dan efektif. Untuk menganalisa ketersediaan air secara ideal diperlukan data aliran yang panjang (minimal 15 tahun), sehingga hasil analisis dapat dikatakan ideal. Keterbatasan data aliran termasuk salah satu kendala yang sering ditemukan di dalam analisis ketersediaan air. Data aliran yang ada di Indonesia sering kali hanya berkisar 2 – 5 tahun. Hal tersebut terjadi di beberapa daerah di Indonesia. Pada penelitian ini, pemodelan hujan aliran untuk daerah aliran sungai (DAS) digunakan model Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*). Jaringan Syaraf Tiruan merupakan salah satu representasi tiruan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Otak manusia berisi berjuta-juta sel syaraf (neuron) yang bertugas untuk memproses informasi. Masing-masing sel saling berinteraksi sehingga mendukung kemampuan kerja otak. Setiap sel syaraf akan memiliki satu inti sel yang bertugas untuk melakukan pemrosesan informasi. Seperti halnya otak manusia, jaringan syaraf juga terdiri dari beberapa neuron, yang ada hubungan antara neuron-neuron tersebut. Neuron-neuron akan mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan keluarnya menuju neuron-neuron yang lain. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dapat diterapkan dalam pemodelan hujan aliran. Dari tiga variasi algoritma pelatihan (*gradient descent*, *adaptive learning rate*, dan *lavenberg-marquadt*), algoritma pelatihan *lavenberg-marquadt* memberikan hasil yang paling optimum dengan nilai korelasi 0,9970 atau 99,70%, nilai RMSE sebesar $1,171 \times 10^{-5}$, dan nilai kesalahan volume 0,0029 atau 0,29%. Sedangkan untuk algoritma pelatihan *gradient descent* memberikan hasil nilai korelasi sebesar 0,5216 atau 52,16%, nilai RMSE sebesar 0,16161, dan nilai kesalahan volume 0,0760 atau 7,60%. Untuk algoritma pelatihan *adaptive learning rate* memberikan hasil nilai korelasi sebesar 0,8886 atau 88,86%, nilai RMSE sebesar 0,07569, dan nilai kesalahan volume 0,0340 atau 3,40%. Dari hasil tersebut terlihat bahwa pemodelan jaringan syaraf tiruan cukup bagus untuk memodelkan data yang cukup fluktuatif dan juga dapat diterapkan dalam pemodelan hujan limpasan.

Kata kunci: *Pemodelan hujan aliran, jaringan syaraf tiruan, backpropagation, gradient descent, adaptive learning rate, lavenberg-marquadt*

Abstract

Rain has a close relationship with discharge so there is a need for research to predict potential discharge based on semi-monthly regional rain data. So that water management and utilization can take place optimally and effectively. To analyze water availability ideally, long flow data is required (minimum 15 years), so that the results of the analysis can be said to be ideal. The limitation of flow data is one of the obstacles that are often found in the analysis of water availability. Flow data in Indonesia is often only in the range of 2-5 years. This happened in several areas in Indonesia. In this study, rainfall flow modeling for watersheds used an Artificial Neural Network model. Artificial Neural Network is one of the artificial representations of the human brain which always tries to simulate the learning process in the human brain. The human brain contains millions of neurons whose job is to process information. Each cell interacts with each other so that it supports the ability of the brain to work. Each neurons will have one cell nucleus which is responsible for processing information. Like the human brain, the neural network also consists of several neurons, which

have connections between these neurons. The neurons will transform the information received through the outgoing connection to other neurons. The results showed that the use of backpropagation artificial neural network can be applied in modeling rainfall flow. Of the three variations of the training algorithm (gradient descent, adaptive learning rate, and lavender-marquadt), the lavender-marquadt training algorithm gives the most optimum results with a correlation value of 0,9970 or 99,70%, a RMSE value of $1,171 \times 10^{-5}$, and volume error value of 0,0029 or 0,29%. Meanwhile, the gradient descent training algorithm gives a correlation value of 0,5216 or 52,16%, a RMSE value of 0,16161, and a volume error value of 0,0760 or 7,60%. The adaptive learning rate training algorithm gives a correlation value of 0,8886 or 88,86%, a RMSE value of 0,07569, and a volume error value of 0,0340 or 3,40%. From these results, it can be seen that the artificial neural network modeling is quite good for modeling data that is quite volatile and can also be applied in modeling rain runoff

Keyword: Rainflow modeling, artificial neural network, backpropagation, gradient descent, adaptive learning rate, lavenberg-marquadt

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Hujan yang turun dari langit merupakan Berkah serta rahmat dari Allah S.W.T kepada seluruh makhluk hidup di Bumi. Di dalam *Al-Qur'an* sendiri telah dijelaskan kurang lebih 40 ayat mengenai manfaat dan berkah peristiwa hujan kepada penduduk bumi. Salah satunya menjelaskan dalam firman Allah SWT surat An-Nur ayat 43:

بَرَدٍ مِنْ فِيْهَا جِبَالٍ نَّهْلُ السَّمَاءِ مِنْ وَيَنْزِلُ خَلَّةٍ مِنْ يَخْرُجُ الْوَدْقُ فَتَرَى رُكَامًا يَجْعَلُهُ ثُمَّ بَيْنَهُ يُؤَلَّفُ ثُمَّ سَحَابًا يُرْجَى اللَّهُ أَنْ تَرَى أَلَمْ
بِالْأَبْصَرُ يَذْهَبُ بَرَقَةٍ سَنَا يَكَادُ ۖ يَشَاءُ مَنْ عَن وَيَصْرِفُهُ يَشَاءُ مَنْ بِهِ فَيَصِيبُ

Artinya: “Tidakkah kamu melihat bahwa Allah mengarak awan, kemudian mengumpulkan antara (bagian-bagian) nya, kemudian menjadikannya bertindih-tindih, maka kelihatanlah olehmu hujan keluar dari celah-celahnya dan Allah (juga) menurunkan (butiran-butiran) es dari langit, (yaitu) dari (gumpalan-gumpalan awan seperti) gunung-gunung, maka ditimpakan-Nya (butiran-butiran) es itu kepada siapa yang dikehendaki-Nya dan dipalingkan-Nya dari siapa yang dikehendaki-Nya. Kilauan kilat awan itu hampir-hampir menghilangkan penglihatan”.

Disebutkan pula proses terjadinya hujan pada firman Allah SWT pada surat Ar-Rum ayat 48:

مَنْ بِهِ أَصَابَ فَإِذَا ۖ خَلَّةٍ مِنْ يَخْرُجُ الْوَدْقُ كِسْفًا وَيَجْعَلُهُ يَشَاءُ كَيْفَ السَّمَاءِ فِي فَيَبْسُطُهُ سَحَابًا فَتُثِيرُ الرِّيحُ يُرْسِلُ الَّذِي اللَّهُ
يَسْتَبْشِرُونَ هُمْ إِذَا عِبَادَةٍ مِنْ يَشَاءُ

Artinya: “Allah, Dialah yang mengirim angin, lalu angin itu menggerakkan awan dan Allah membentangkannya di langit menurut yang dikehendaki-Nya, dan menjadikannya bergumpal-gumpal; lalu kamu lihat hujan ke luar dari celah-celahnya, maka apabila hujan itu turun mengenai hamba-hamba-Nya yang dikehendaki-Nya tiba-tiba mereka menjadi gembira”.

Hujan memiliki hubungan yang erat dengan debit sehingga perlu adanya penelitian untuk memprediksi potensi debit berdasarkan data hujan bulanan. Sehingga dalam pengelolaan dan

pemanfaatan air dapat berlangsung secara maksimal dan efektif. Untuk menganalisa ketersediaan air secara ideal diperlukan data aliran yang panjang (minimal 15 tahun), sehingga hasil analisis dapat dikatakan ideal. Keterbatasan data aliran termasuk salah satu kendala yang sering ditemukan di dalam analisis ketersediaan air. Data aliran yang ada di Indonesia sering kali hanya berkisar 2 – 5 tahun. Hal tersebut terjadi di beberapa daerah di Indonesia. Untuk Daerah Istimewa Yogyakarta tepatnya di DAS Kali Opak yang melewati Kabupaten Sleman dan Kabupaten Bantul data hidrograf cukup lengkap. Pada pemodelan hujan aliran ini bertujuan untuk mengetahui keandalan model di DAS Kali Opak, sehingga hasil yang didapatkan dapat diterapkan pada daerah lain.

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau yang juga dikenal dengan nama *Artificial Neural Network*. Metode Jaringan Syaraf Tiruan merupakan salah satu representasi tiruan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Otak manusia berisi berjuta-juta sel syaraf (neuron) yang bertugas untuk memproses informasi. Masing-masing sel saling berinteraksisehingga mendukung kemampuan kerja otak. Setiap sel syaraf akan memiliki satu inti sel yang bertugas untuk melakukan pemrosesan informasi. Seperti halnya otak manusia, jaringan syaraf juga terdiri dari beberapa neuron, yang ada hubungan antara neuron-neuron tersebut. Neuron-neuron akan mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan keluarnya menuju neuron-neuron yang lain. (Hadihardaja, 2005)

1.2 Rumusan Masalah

Di Indonesia sering ditemukan keterbatasan data debit yang disebabkan oleh kerusakan yang terjadi pada beberapa stasiun hidrometri, padahal data debit yang panjang dan handal sangat dibutuhkan untuk perancangan pengelolaan sumber daya air. Maka dari itu perlu adanya pemodelan dengan metode *Artificial Neural Network* (Jaringan Syaraf Tiruan). Dalam pemodelan *Artificial Neural Network* (Jaringan Syaraf Tiruan) diperlukan arsitektur jaringan dan jenis pelatihan yang sesuai sehingga didapatkan hasil pemodelan debit yang diinginkan. Pada penelitian ini membahas bagaimana arsitektur jaringan dan jenis pelatihan yang sesuai digunakan di DAS Kali Opak sehingga didapatkan debit model yang dapat mewakili debit tercatat.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengetahui struktur Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) yang sesuai dengan model hujan aliran.

2. Mengetahui unjuk kerja penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) pada model hujan aliran yang dikerjakan dengan parameter korelasi, ΔV , dan nilai RMSE (*Root Mean Squared Error*).

1.4 Batasan Masalah

Untuk membatasi objek ruang lingkup penelitian ini agar langkahnya sistematis dan terarah, maka perlu adanya batasan-batasan masalah sebagai berikut:

1. Wilayah penelitian adalah di DAS Kali Opak, Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta.
2. Data hujan yang digunakan tahun 2015 – 2019.
3. Menggunakan aplikasi MATLAB R2019a yang berjalan di atas sistem operasi Windows 10 di atas mesin komputer Intel Core i5-9300H 2,40GHz, RAM 16384MB.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini diharapkan dapat:

1. Dapat mengetahui keandalan Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) dalam pemodelan hujan aliran.
2. Dapat dimanfaatkan sebagai referensi literasi Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*).
3. Dapat digunakan peneliti selanjutnya untuk pengembangan Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) lebih lanjut.
4. Dapat diaplikasikan sebagai sistem pemodelan hujan aliran pada daerah aliran sungai lainnya.

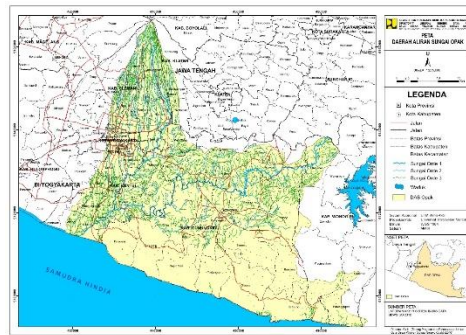
2. METODE

2.1 Ide Penelitian

Perumusan ide penelitian ini didasari dengan diperlukannya data aliran yang cukup Panjang (minimal 15 tahun), sehingga hasil analisis dikatakan ideal. Di beberapa DAS terdapat masalah yang timbul salah satunya keterbatasan data aliran. Data aliran yang sering ditemukan hanya berkisar 2 – 4 tahun. Sehingga perlu adanya metode alternatif berbasis teknologi yang dapat menyelesaikan masalah tersebut yaitu dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*).

2.2 Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilakukan di DAS Kali Opak yang terletak di Daerah Istimewa Yogyakarta.



Gambar 1 Peta Daerah Aliran Sungai Opak

2.3 Alat Penelitian

Alat yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut :

1. Microsoft Excel
2. Matlab (R2019b)

2.4 Tahapan Penelitian

2.4.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder dengan data hujan. Data ini terdiri dari :

- a. Data hujan DAS Kali Opak tahun 2015 – 2019 dari masing-masing stasiun. Menggunakan 5 Stasiun Hujan yaitu Stasiun Tanjung Tirto, Stasiun Santan, Stasiun Plataran, Stasiun Bronggang, dan Stasiun Kempud.
- b. Peta DAS Kali Opak disertai setiap stasiun hujan yang ada.

2.4.2 Pemodelan dengan Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*)

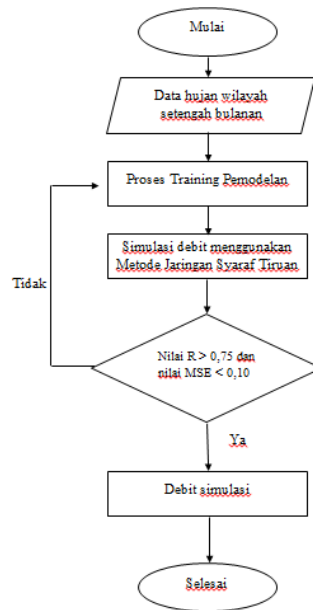
Pemodelan yang dilakukan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) terdiri dari:

- a. Curah hujan maksimal setengah bulanan selama 5 tahun (2015-2019) dan dikalikan dengan luas DAS atau *Catchment Area*, koefisien limpasan DAS dan dibagi faktor waktu sehingga menjadi debit. Bagian ini yang akan menjadi *input* model.
- b. Debit prediksi tahun 2015 sampai dengan tahun 2019 menjadi *output* model.

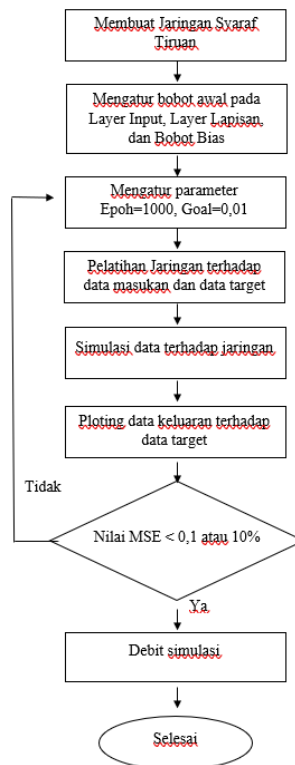
2.4.3 Analisis Keandalan Model

Setelah dilakukan pemodelan dengan Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network*). Dilakukan pengujian korelasi antara debit tercatat dan debit simulasi. Dalam penelitian ini diharapkan mendapatkan nilai korelasi sangat kuat (nilai korelasi $> 0,75$), nilai kesalahan volume kurang dari 10%, dan nilai RMSE (*Root Mean Squared Error*) seminimal mungkin.

2.5 Bagan Alir Penelitian



Gambar 2 Bagan Alir Penelitian



Gambar 3 Algoritma Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*

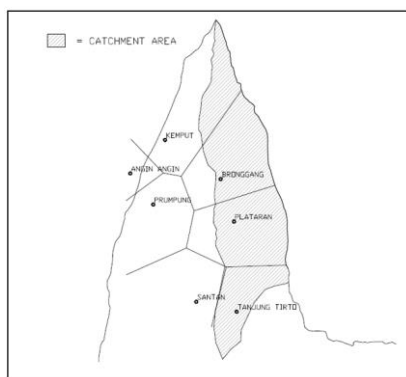
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Data Hujan

Penelitian ini menggunakan data hujan DAS Kali Opak yang terdiri dari 21 stasiun hujan, tetapi dalam penelitian ini hanya digunakan 5 stasiun hujan yaitu Stasiun Tanjung Tirto, Stasiun Santan, Stasiun Plataran, Stasiun Bronggang, dan Stasiun Kempud. Data hujan yang digunakan adalah data hujan setengah bulanan tahun 2015-2019.

3.2 Hujan Wilayah

Data hujan yang telah didapatkan dan setelah itu dapat digunakan untuk perhitungan hujan wilayah. Perhitungan hujan wilayah menggunakan metode *Polygon Thiessen*. Dalam menggunakan metode *Polygon Thiessen* dibutuhkan luas *catchment area* serta luas masing-masing stasiun yang berada pada DAS tersebut. Dari gambar *Polygon Thiessen* didapatkan luas masing-masing tangkapan stasiun hujan dan *catchment area* sebagai berikut:



Gambar 4 Gambar *Polygon Thiessen* DAS Kali Opak

Luas *Catchment Area* = 14412,65 ha

Luas Stasiun Santan = 28,36 ha

Luas Stasiun Tanjung Tirto = 3095,96 ha

Luas Stasiun Kemput = 2168,13 ha

Luas Stasiun Plataran = 4565,88 ha

Luas Stasiun Bronggrang = 4554,31 ha

Setelah data hujan, luas stasiun hujan, dan luas *catchment area* diketahui dapat diolah sehingga didapatkan data hujan wilayah rerata yang kemudian data tersebut dijadikan sebagai *input* model.

3.3 Data Debit

Data debit tercatat berfungsi sebagai verifikasi model sehingga data debit yang digunakan adalah data debit tahun 2015- 2019. Data debit diperoleh dari instansi terkait yaitu BBWS Serayu Opak. Data debit yang diperoleh merupakan data debit harian sehingga data debit yang dipakai sesuai dengan waktu/tanggal hujan harian. Data debit yang digunakan adalah data debit dari Pos Duga Air Opak Bintaran tahun 2015-2019.

3.4 Pemodelan Debit Menggunakan *Artificial Neural Network Backpropagation*

Pemodelan debit ini sangat erat kaitannya dengan data hujan di DAS yang ditinjau. Data hujan dapat menjadi data debit di masa yang sama. Tahapan pemodelan tersebut sebagai berikut:

1. Perancangan Jaringan *Backpropagation*

Perancangan jaringan syaraf tiruan ini terdiri dari 2 lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Dengan menggunakan 20 neuron *input* dan parameter-parameter

yang diatur sedemikian rupa sehingga dapat mendapatkan hasil yang diinginkan.

2. *Input* Data dan Penentuan Pola

Penelitian ini menggunakan data hujan setengah bulanan dan debit tercatat setengah bulanan yang ada di lapangan selama 5 tahun (2015-2019). Data hujan setengah bulanan digunakan sebagai data *input*, sedangkan data debit tercatat setengah bulanan digunakan sebagai data target.

3. Metode Pelatihan (*Training*) Jaringan

Dalam *artificial neural network* (jaringan syaraf tiruan) memiliki berbagai jenis metode pelatihan (*training*) jaringan. Penelitian kali ini menggunakan 3 jenis metode pelatihan (*training*) jaringan yaitu *Gradient Descent Method*, *Adaptive Learning Rate*, maupun *Lavenberg-Marquardt*. Dengan 3 jenis metode tersebut akan dihasilkan *output* yang berbeda.

a. *Gradient Descent*

Pada dasarnya pembuatan jaringan bertujuan untuk mendistribusikan nilai *error* sehingga mendapatkan nilai *error* seminimal mungkin. Maka dari itu perlu diadakannya suatu pelatihan untuk mengubah nilai bobot yang ada pada jaringan sehingga mendapatkan nilai *error* minimal. Sebelum melakukan *training* bobot dilakukan proses kuantifikasi kesalahan (*error*) yang didapatkan yang nantinya digunakan untuk melakukan *training* bobot. Dengan menggunakan *Loss Function* yang merupakan fungsi yang menghubungkan *output* prediksi dan aktual atau data asli dapat diketahui nilai *error* keseluruhan dari suatu jaringan. Persamaan untuk menghitung keseluruhan nilai *error* dapat menggunakan persamaan berikut:

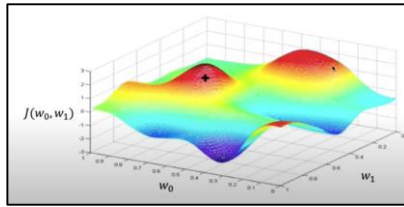
$$J(W) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathcal{L}(f(x^{(i)}; W), y^{(i)}) \dots (1)$$

Untuk mendapatkan nilai minimum dari nilai *error* dengan cara mengatur bobot dalam jaringan. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$W' = \underset{W}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathcal{L}(f(x^{(i)}; W), y^{(i)}) \dots (2)$$

$$W' = \underset{W}{\operatorname{argmin}} J(W) \dots (3)$$

Bila persamaan 3 digambarkan dalam sumbu 3 dimensi akan didapatkan gambar seperti berikut:



Gambar 5 Gambar Sumbu 3 Dimensi

Dari gambar 5 di atas bila kita memiliki nilai (w_0, w_1) yang diambil secara acak dan diperlihatkan dengan tanda (+) pada gambar. Pada saat *training* tujuannya adalah membuat nilai J seminimal mungkin atau mendekati global minimum (bidang w_0 dan w_1). Proses pertama kali untuk menurunkan nilai tersebut adalah menghitung gradiennya dengan persamaan:

$$\text{Gradien} = \frac{\partial J(W)}{\partial W} \quad \dots (4)$$

Untuk meminimalkan nilai J maka titik (w_0, w_1) digerakkan berlawanan dengan gradiennya dan dilakukan terus menerus sampai konvergen. Adapun tahapan *training Gradient Descent* secara ringkas sebagai berikut:

- 1) Mengatur bobot secara acak.
- 2) Melakukan *looping* sampai nilai yang didapatkan konvergen.
- 3) Menghitung nilai gradien dengan persamaan 4
- 4) Memperbarui bobot yang didapatkan dengan persamaan:

$$W = W - \eta \frac{\partial J(W)}{\partial W} \quad \dots (5)$$

- 5) Merubah bobot dengan bobot yang baru dan melakukan *training* ulang.

b. Adaptive Learning Rate

Dalam jaringan syaraf tiruan sangat sulit untuk melakukan pelatihan tersebut dan tidak dapat memprediksi berapa lama pelatihan dilakukan atau seberapa cepat jaringan mencapai titik konvergen. Maka dari itu perlu adanya parameter yang disebut *learning rate*. *Learning rate* merupakan suatu parameter yang mengatur seberapa cepat suatu pelatihan. Akan tetapi, dalam penentuan nilai *learning rate* perlu ditetapkan nilai secara tepat. Bila nilai *learning rate* terlalu kecil maka proses pelatihan akan memerlukan waktu yang sangat lama. Sedangkan nilai *learning rate* yang terlalu besar akan menyebabkan perubahan nilai bobot yang drastis sehingga menyebabkan jaringan menjadi divergen. Akan tetapi untuk mendapatkan nilai *learning rate* ideal sangat sulit karena tidak ada patokan seberapa besar atau kecil nilai *learning rate*. Pada metode pelatihan *Adaptive Learning Rate* ini menggunakan nilai *learning rate* yang bisa berubah-ubah sehingga dapat dengan baik mendapatkan nilai yang diinginkan dengan waktu yang lebih cepat.

c. *Lavenberg-Marquadt*

Metode *Lavenberg-Marquadt* seperti metode quasi-Newton yang dirancang untuk mendekati kecepatan pelatihan orde kedua tanpa harus menghitung matriks Hessian. Ketika fungsi kinerja memiliki bentuk jumlah kuadrat, maka matrik Hessian dapat digambarkan dengan persamaan sebagai berikut:

$$H = J^T J \quad \dots (6)$$

Dan untuk nilai gradien dapat dihitung sebagai berikut:

$$g = J^T e \quad \dots (7)$$

Untuk J adalah matriks Jacobian yang berisi turunan pertama dari kesalahan jaringan yang berhubungan dengan nilai bobot dan nilai bias, dan e adalah vektor dari kesalahan jaringan. Matriks Jacobian dapat dihitung dengan teknik *backpropagation* yang jauh lebih mudah dari menghitung dengan matriks Hessian. Algoritma *Lavenberg-Marquadt* menggunakan pendekatan ini ke matriks Hessian yang menyerupai Newton:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - [\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{e} \quad \dots (8)$$

Ketika nilai μ adalah nol, maka hanya menggunakan metode Newton, menggunakan matriks Hessian. Ketika nilai μ besar, maka menjadi metode *gradient descent* dengan ukuran yang lebih kecil. Metode Newton lebih cepat dan lebih akurat mendekati kesalahan minimum, sehingga tujuannya adalah untuk beralih ke metode Newton secepat mungkin. Dengan demikian nilai μ berkurang setelah pengurangan fungsi kinerja berhasil. Dengan cara ini fungsi kinerja selalu berkurang pada setiap iterasi dari algoritma.

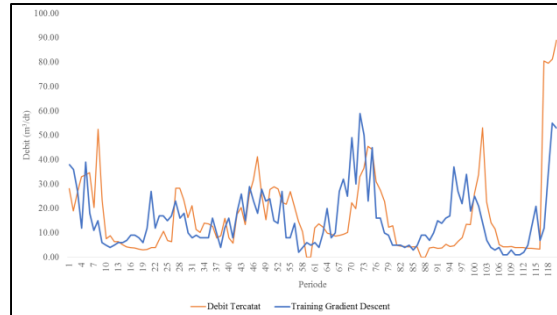
4. Proses Pembelajaran

Proses pembelajaran dalam *artificial neural network* bertujuan untuk mengubah faktor bobot sehingga didapat bobot hubungan yang diinginkan. Di dalam penelitian ini, proses pembelajaran yang dipakai adalah metode perambatan mundur (*backpropagation*). Hal ini dilakukan dengan mengurangi total *error system* untuk semua data melalui koreksi pembobot dengan *Gradient Descent Method*, *Adaptive Learning Rate*, maupun *Lavenberg-Marquadt*.

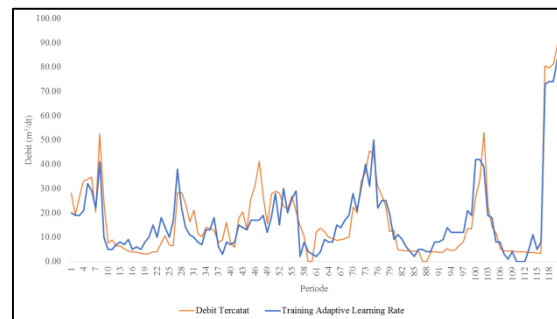
Parameter *Neural Network* yang digunakan terdiri dari : *Hidden Layer* = 2 buah (*Layer* 1 terdiri dari 20 neuron dan *Layer* 2 terdiri dari 1 neuron), *Epoch* = 1000, dan *Goal* = 0,1.

5. Validitas Data Simulasi atau Pemodelan

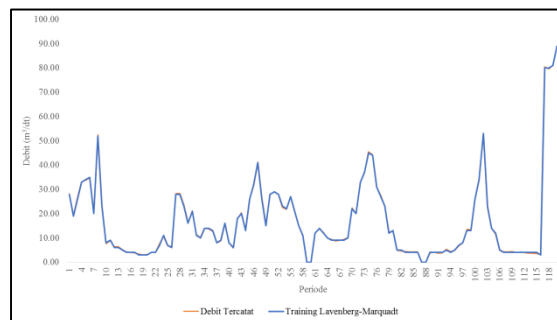
Validitas data simulasi atau pemodelan diperoleh dari bantuan *software* Matlab berdasarkan metode *Backpropagation*. Validasi data secara visualisasi hasil simulasi atau pemodelan debit. Dapat dilihat dari gambar di bawah data hasil simulasi atau pemodelan dengan data debit tercatat cenderung menyerupai, sehingga *output* dianggap sudah baik.



Gambar 6 Perbandingan Debit Tercatat Dengan Pemodelan *Training Gradient Descent*



Gambar 7 Perbandingan Debit Tercatat Dengan Pemodelan *Training Adaptive Learning Rate*



Gambar 8 Perbandingan Debit Tercatat Dengan Pemodelan *Training Lavenberg-Marquardt*

6. Analisis Keandalan Model

Untuk mengetahui tingkat keandalan model yang digunakan maka perlu dilakukan pengujian antara data hasil debit simulasi dengan data debit tercatat. Pengujian ini menggunakan metode koefisien korelasi (r), metode nilai RMSE, dan nilai kesalahan volume (ΔV).

a. Koefisien Korelasi

Tabel 1 Hasil Perhitungan Nilai Korelasi (r).

Jenis Training	Nilai Korelasi (r)
<i>Training Gradient Descent</i>	0,5216 atau 52,16%
<i>Training Adaptive Learning Rate</i>	0,8866 atau 88,86%
<i>Training Lavenberg-Marquardt</i>	0,9970 atau 99,70%

b. Nilai RMSE (*Root Mean Square Error*)

Tabel 2 Hasil Perhitungan Nilai RMSE (*Root Mean Square Error*)

Jenis Training	Nilai RMSE
<i>Training Gradient Descent</i>	0,16161
<i>Training Adaptive Learning Rate</i>	0,07569
<i>Training Lavenberg-Marquardt</i>	$1,171 \times 10^{-5}$

c. Kesalahan Volume (ΔV)

Tabel 3 Hasil Perhitungan Kesalahan Volume (ΔV)

Jenis Training	Kesalahan Volume (ΔV)
<i>Training Gradient Descent</i>	0,0760 atau 7,60%
<i>Training Adaptive Learning Rate</i>	0,0340 atau 3,40%
<i>Training Lavenberg-Marquardt</i>	0,0029 atau 0,29%

3.5 Pembahasan

Data hujan yang diperoleh dari instansi terkait terlebih dahulu dilakukan pengolahan sehingga dapat digunakan untuk pemodelan. Data hujan yang sudah diolah menjadi data hujan wilayah di DAS Kali Opak. Penelitian ini beranggapan bahwa debit hanya dipengaruhi oleh hujan tanpa melihat faktor lain yang dapat mempengaruhi. Sehingga dalam pemodelan ini hanya menggunakan data hujan. Periode waktu yang digunakan data debit tercatat yang digunakan sama dengan periode waktu data hujan wilayah yang terjadi (waktu yang sama).

Perancangan jaringan, menentukan *input* data dan target data serta parameter pelatihan jaringan yang akan digunakan disusun sedemikian rupa. Susunan model tersebut adalah sebagai berikut: *Hidden Layer* = 2 buah (*Layer* 1 terdiri dari 20 neuron dan *Layer* 2 terdiri dari 1 neuron), *Epoch* = 1000, dan *Goal* = 0,1. Dengan menggunakan 3 macam algoritma pelatihan yaitu *Gradient Descent Method*, *Adaptive Learning Rate*, maupun *Lavenberg-Marquardt*.

Pada pemodelan ini debit yang hanya dipengaruhi oleh hujan memiliki hasil nilai korelasi, nilai RMSE, dan nilai kesalahan volume yang berbeda-beda di setiap algoritma pelatihan, hasil yang didapatkan sebagai berikut sebagai berikut: *Training Gradient Descent Method* dengan nilai korelasi 0,5216 atau 52,16% ,nilai RMSE 0,16161, nilai kesalahan volume 0,0760 atau 7,60%, *Training Adaptive Learning Rate* dengan nilai korelasi 0,8866 atau 88,66% ,nilai RMSE 0,07569, nilai kesalahan volume 0,0340 atau 3,40%, dan *Training Lavenberg-Marquardt* dengan nilai korelasi 0,9970 atau 99,70% ,nilai RMSE $1,171 \times 10^{-5}$, nilai kesalahan volume 0,0029 atau 0,29%. Dapat dilihat dari hasil nilai korelasi, nilai RMSE, dan nilai kesalahan volume dari tiga metode tersebut. Berdasarkan parameter yang sudah ditetapkan didapatkan metode *training* terbaik adalah *Training Lavenberg-Marquardt*.

Hasil pemodelan yang diperoleh berada pada batasan yang ditetapkan. Jika dilihat dari batasan ini, pemodelan layak dipakai. Akan tetapi, perlu dilakukan peninjauan untuk arsitektur

jaringannya agar didapatkan hasil yang maksimal. Pemodelan ini juga cukup bagus untuk memodelkan data yang cenderung fluktuatif.

4. PENUTUP

4.1 Kesimpulan

Dari penelitian Aplikasi Penggunaan Matlab Pada Jaringan Syaraf Tiruan Pada Pemodelan Hujan Aliran di DAS Opak, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Dalam penelitian ini menggunakan parameter yang meliputi *Hidden Layer* = 2 buah (*Layer* 1 terdiri dari 20 neuron dan *Layer* 2 terdiri dari 1 neuron), *Epoch* = 1000, dan *Goal* = 0,1. Dengan menggunakan tiga jenis pelatihan yaitu *Gradient Descent Method*, *Adaptive Learning Rate*, maupun *Lavenberg-Marquardt*. Arsitektur jaringan terbaik yaitu dengan menggunakan metode pelatihan *Lavenberg-Marquardt*.
2. Penelitian ini menunjukan unjuk kerja yang cukup bagus dengan tiga metode pelatihan yang digunakan didapatkan nilai korelasi yang beragam dan dua dari tiga metode tersebut menghasilkan nilai korelasi lebih besar dari nilai yang diharap yaitu 0,75 atau 75%. Hasil nilai korelasi sebagai berikut: 0,9970 atau 99,70% untuk pelatihan *Lavenberg-Marquardt*, 0,8886 atau 88,86% untuk pelatihan *Adaptive Learning Rate* dan 0,5216 atau 52,16% untuk pelatihan *Gradient Descent Method*. Untuk nilai RMSE (*Root Mean Squared Error*) terbaik didapatkan sebesar $1,171 \times 10^{-5}$ dengan menggunakan metode pelatihan *Lavenberg-Marquardt*, sedangkan metode pelatihan yang lain didapatkan nilai RMSE sebesar 0,07569 untuk pelatihan *Adaptive Learning Rate* dan 0,16161 untuk pelatihan *Gradient Descent Method*. Untuk nilai kesalahan volume terbaik didapat dari metode pelatihan *Lavenberg-Marquardt* sebesar 0,0029 atau 0,29% sedangkan metode pelatihan yang lain didapatkan nilai kesalahan volume sebesar 0,0340 atau 3,40% untuk pelatihan *Adaptive Learning Rate* dan 0,0760 atau 7,60% untuk pelatihan *Gradient Descent Method*.

4.2 Saran

1. Data debit tercatat dan data curah hujan dapat digunakan dengan waktu dan periode yang berbeda sesuai dengan kebutuhan penelitian dan ketersediaan data.
2. Jika pemodelan ini ingin diaplikasikan pada penelitian berikutnya, peneliti perlu memodifikasi model dengan menambahkan koefisien yang berpengaruh lain sehingga semakin menggambarkan kondisi lapangan serta memodifikasi parameter sehingga dapat menghasilkan nilai debit pemodelan yang terbaik.

DAFTAR PUSTAKA

- Ginting, Jonas Eratika. 2014. *“Prediksi Potensi Debit Berdasarkan Data Hujan Maksimum Bulanan Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation di DAS Alang”*. Skripsi. FT, Teknik Sipil, UNS.
- Hadihardaja, Iwan K., Sugeng Sutikno. 2005. *Pemodelan Curah Hujan-Limpasan Menggunakan Artificial Neural Network (ANN) dengan Metode Backpropagation*, Institut Teknologi Bandung, Bandung.
- Kusumadewi, Sri. 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL Link*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, Sri. 2008. *Artificial Intelligence : Teknik dan Aplikasi*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Prasetyo, Heri Eko. 2014. *“Analisis Data Runtun Waktu Debit Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan di DAS Wuryantoro Pada AWLR Kecamatan Wuryantoro”*. Skripsi. FT, Teknik Sipil, UNS.
- Siang, Jong Jek. 2012. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Triatmodjo, Bambang. 2016. *Hidrologi Terapan*. Yogyakarta: Betta Offset.